不同文本长度的体验型产品在线评论时间序列研究
——以电影评论为例

■ 王军　李子舰　刘潇蔓
吉林大学管理学院　长春 130022

摘要：[目的/意义]将体验型产品在线评论按照文本长度分为长文本在线评论和短文本在线评论，探究这两类评论的时间和内容特征，为电子商务平台掌握消费者在线评论行为规律和商品需求偏好提供情报依据。[方法/过程]利用 Python 爬虫语言获取电影评论网站中在线评论的相关信息，构造在线评论时间间隔序列，基于人类行为动力学相关构念，探究不同类型在线评论发布行为的时间特征规律；利用文本挖掘方法找出不同类型在线评论的文本内容特征并进行比较分析。[结果/结论]以电影评论网站在线评论为数据来源，从时间角度总结出不同类型在线评论行为的时间间隔序列符合幂率分布；从文本内容角度发现不同类型在线评论的文本内容特征既有一定的相似性，也表现出明显的差异。
关键词：在线评论　时间序列分析　文本挖掘　内容特征
分类号：G203
DOI:10.13266/j.issn.0252-3116.2019.16.011

1　引言

随着电子商务的迅速发展，在线评论数量呈现爆炸式的增长趋势，并且表现出评论字数跨度大，短文本评论数量众多，评论长度与数量满足幂率分布的特点[1]。随着在线评论字数的增多，文本的语义深度增强，对评论有用性会产生正向影响[2]。从评论内容特征来看，短文本评论的内容简单、表达信息单一、文本长度较短，消费者不需要花费过多的时间精力来阅读，而长文本评论的内容相对丰富，信息富集程度较高，文本较长且逻辑性强，消费者可从长文本评论中获取大量商品信息，更容易做出决策[3]。从在线评论产生数量来看，短文本评论要远多于长文本评论，并且发布更加密集。因此，有必要将在线评论按照文本长度分类，开展长文本评论和短文本评论的对比分析。本文以体验型产品在线评论为研究对象，从时间序列与文本内容角度入手，分别对长文本在线评论和短文本在线评论进行深入挖掘，有利于辅助电子商务平台掌握消费者评论规律，帮助消费者获取所需信息。同时，分析不同文本长度类型在线评论的行为规律和内容特征，对于电商平台、监管部门等都具有重要的情报价值。

2　研究回顾

2.1　在线评论时间维度相关研究

现有的在线评论普遍具有时间记录功能，这种数字化性质逐渐成为研究在线评论的一个重要维度。学者们基于归因理论，利用问卷调查法得到体验型产品购买与发布评论的时间间隔越短，越能够提高消费者对在线评论有用性感知的结论[4]，并且在线评论中初次评论与追加评论之间的时间间隔也会对消费者评论有用性感知产生影响[5]。张艳丰等通过聚类分析对搜索型产品在线评论中"初评-追评"的时间间隔按阶段进行划分，对各阶段内评论内容进行文本挖掘[6]。孙春华等认为，首段预告片投放时间与电影上映时间间隔越长，消费者在线评论情感倾向越积极正向[7]。L. Jin 等从时间距离理论和结构拟合理论出发，认为近期在线评论对消费者近期消费决策更有影响力，但当消费者做出远期消费决策时，发布时间较久的在线评论对消费者决策影响力会相对增加[8]。

2.2　在线评论文本挖掘相关研究

文本挖掘技术广泛应用于在线评论相关研究中，主要涉及到在线评论特征提取和情感分析等方面。目

作者简介：王军(ORCID:0000-0002-7670-0818)，教授，博士，硕士生导师，E-mail:wangjun1@jlu.edu.cn；李子舰(ORCID:0000-0001-6997-3036)，硕士研究生；刘潇蔓(ORCID:0000-0002-7718-9425)，硕士研究生。
收稿日期：2019-01-28　修回日期：2019-05-05　本文起止页码：103-111　本文责任编辑：王传清

前文本特征提取的典型机器学习算法包括支持向量机(Support Vector Machine,SVM)模型[9]、隐马尔科夫(Hidden Markov Model,HMM)模型[10]和条件随机场(Condition Random Fields,CRFs)模型[11]等,也有学者利用复杂网络理论技术对文本内容进行分析[12]。董爽等利用文本挖掘技术提取 3 个电子商务平台的在线评论内容特征并对其相关性等指标进行分析[13]。张璐等对手机用户在线评论信息特征进行提取,发现手机更新换代的程度越高,消费者的评价越积极[14]。产品特征提取与情感分析有着紧密的关系,目前研究大多利用文本挖掘技术来对在线评论进行情感分析[15]。李杰等利用卷积神经网络从句子级别上对在线评论情感进行分类[16]。马松岳等利用 ROST EA 文本分析工具,通过对在线评论内容进行情感分析得到内容评价打分,对打分评价与内容评价两者之间的相关性进行判断并建立了回归模型[17]。郑丽娟等将情感分类的语义方法和统计方法结合起来,构建出情感本体并对在线评论情感极性和强度进行分析[18]。魏仁干等以 2012－2016 年 100 个汽车品牌的销量数据为分析样本,利用多元回归方程进行分析得出在线评论情感极性对品牌有直接影响,并且对产品销量有间接影响的结论[19]。K. Y. Lee 等通过采集亚马逊网站上的真实评论,经过文本挖掘发现在线评论情感极性与消费者对产品的接受度呈现负相关关系[20]。

2.3 在线评论有用性相关研究

目前对在线评论有用性的研究集中于利用数学方法构建评价模型对在线评论有用性进行排序,如郭顺利等基于模糊层次分析法对 O2O 在线评论构建评论有用性模型[21]。修国义等基于信息交流模式和交流障碍理论,从信息传递效率的角度对在线评论的有用性进行排序[22]。还有研究从在线评论有用性影响因素的角度出发,如从体验型产品和搜索型产品两种评论类型的角度对在线评论的有用性进行探索[23]。方佳明等构建了在线评论有用性影响因素的计量模型,证实品牌声誉和产品类型会对在线评论的有用性起到调节作用[24]。王军等利用实验法证明不同的时间和社会距离会影响用户对在线评论有用性的评价[25]。还有学者引入认知心理学相关概念,如王翠翠等利用眼动追踪技术,将消费者对在线评论的关注程度用热图呈现,以此得到影响消费者评论有用性感知的因素[26]。

在线评论数量巨大,平均字数较少,文本长度分布极不均衡,在多数研究中众多在线评论由于字数较少,信息富集程度较低而被过滤,不被列入研究范围。然而,短文本评论的数量巨大,整体上看其文本内容仍然具有重要的情报价值。已有研究成果多是从时间角度对在线评论进行分类,对不同文本长度的在线评论在数量、情感极性和时间分布上的差异性并未给予足够重视,从时间特征维度和文本挖掘维度对以文本长度为划分标准的在线评论进行对比分析的研究鲜有涉足。基于此,本文以文本长度作为评论类型划分依据,将在线评论划分为长文本评论和短文本评论两大类,利用文本挖掘方法,结合在线评论的时间信息这一数字化指标,从时间序列和评论内容两个角度对其进行深入挖掘,以期揭示消费者在线评论的行为规律和内容特征,丰富体验型产品在线评论相关特征的研究。

3 研究设计

3.1 研究思路

本文的研究思路框架如图 1 所示:

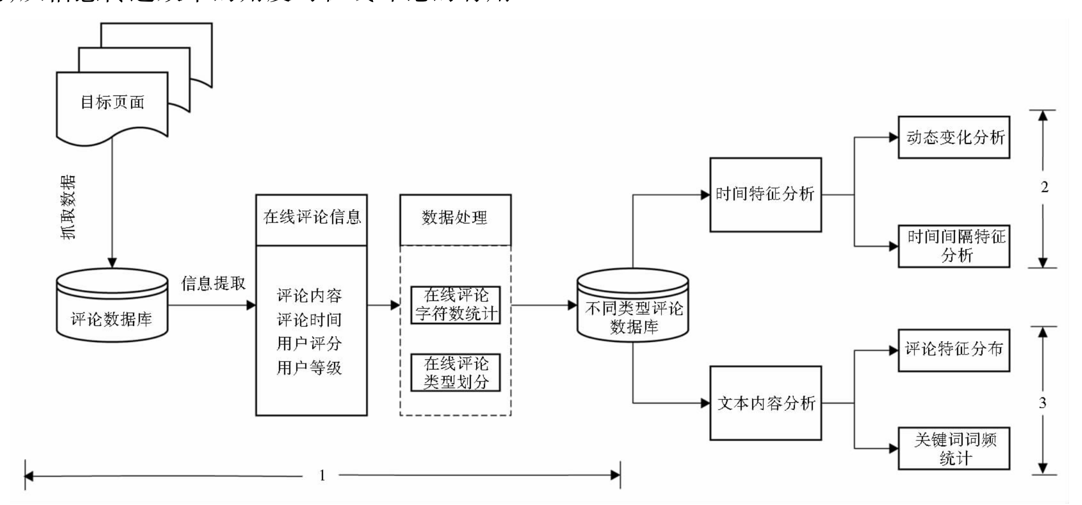


图 1 研究思路架构

3.1.1 抓取在线评论信息并分类 基于 Python 程序语言编写网络爬虫程序，抓取目标产品在线评论中的相关信息，利用文本统计工具对评论文本字数进行统计。具体而言，按照字符数将在线评论分为长文本评论和短文本评论两种类型。根据所抓取的时间信息，将这两类在线评论基于评论发布时间顺序进行排列。由此，分别得到长文本评论时间序列｛A_1，A_2，A_3……A_n｝和短文本评论时间序列｛B_1，B_2，B_3……B_n｝，然后计算相邻在线评论发布的时间间隔，得到新的时间间隔序列｛C_1，C_2，C_3……C_{n-1}｝和｛D_1，D_2，D_3……D_{n-1}｝。

3.1.2 刻画消费者在线评论行为的时间特征 对不同文本类型在线评论的评论数量、情感倾向、评分等结构化信息在不同时间维度下的动态变化特征进行描述；基于人类行为动力学中时间测度的相关理论和方法，引入时间间隔、幂指数和阵发性等相关指标，系统刻画在线评论发布的时间间隔特征，进一步分析消费者评论行为的时间特征规律。

3.1.3 基于在线评论文本长度进行文本内容挖掘 统计不同类型的在线评论中高频词的分布规律，从人物特征、情感表达特征和电影内容特征 3 个角度对其评论内容的异同进行比较分析。

3.2 研究对象选择

在研究样本的选择上，本文以电影评论为研究对象，主要是考虑到目前的研究对象多以图书、电影等体验产品和照相机、手机等搜索型产品为主[24]，体验型产品由于经验性和无形性的特征，消费者很难在体验之前获得与产品相关的信息[27]，导致消费者在购买过程中会承担较大的风险与不确定性。因此，为了规避信息不对称的风险，消费者就需要阅读该类产品的在线评论来获取信息[28]。相比于搜索型产品评论，消费者对体验型产品评论的依赖性更强，凸显出研究体验型产品在线评论的重要性。电影作为一种典型的体验型产品，与本文的研究情境相吻合。

就平台选择而言，本文将“猫眼电影”这一第三方平台作为获取电影评论的数据来源。“猫眼电影”原名“美团电影”，由美团网于 2012 年 2 月推出，2013 年 1 月更名为“猫眼电影”。经过近年来的发展，已成为市场份额占有率高、用户使用群体广泛的电影应用软件，消费者在该电影平台上发布的电影评论数量巨大，为本文的研究提供了重要的数据支持。

3.3 数据采集及预处理

本文运用 Python 程序语言自编爬虫程序爬取热门电影《邪不压正》共计 117 342 条在线评论数据，抓取的在线评论信息包括评论内容、评论时间、用户等级及用户评分等，数据统计的时间区间为 2018 年 7 月 13 日电影上映首日至 2018 年 12 月 13 日，共计 153 天。根据国内另一家大型电影评论网站——“豆瓣电影”对电影评论的分类规则，将 140 字以上的在线评论归为较专业的影评，而 140 字及以下的评论纳入相对非专业的短评。本文依照这种分类规则，将评论字数在 140 字以上的评论归集为信息富集程度较高的长文本评论，140 字及下的评论归集为信息富集程度较低的短文本评论。

4 实例分析

4.1 在线评论动态特征分析

基于时间序列角度，从评论数量和情感倾向两个维度来分析长文本评论和短文本评论随时间变化的动态规律。

4.1.1 在线评论数量动态特征分析 从在线评论数量出发，对两种不同类型的评论进行分析，并分别以每周、每日，每小时作为时间统计单位，统计在线评论前 12 周的评论数据并按照评论类型进行划分。

以周为时间单位，图 2 和图 3 分别描述了不同类型在线评论数量随时间的变动趋势。总体而言，长文本评论和短文本评论的数量随时间变动趋势趋于一致，即第一周的评论数量最多，评论行为最为活跃，第二周评论数量骤减，之后在低数量水平下保持稳定。就长文本评论而言，第一周评论数量 1 829 条，占其评论总数的 81.36%，第二周评论数量 326 条，相较第一周下降 82.12%。对于短文本评论而言，第一周评论数量为 62 633 条，占该类型评论总数的 54.47%，第二周评论数量 21 542 条，相较第一周下降 65.61%。总体

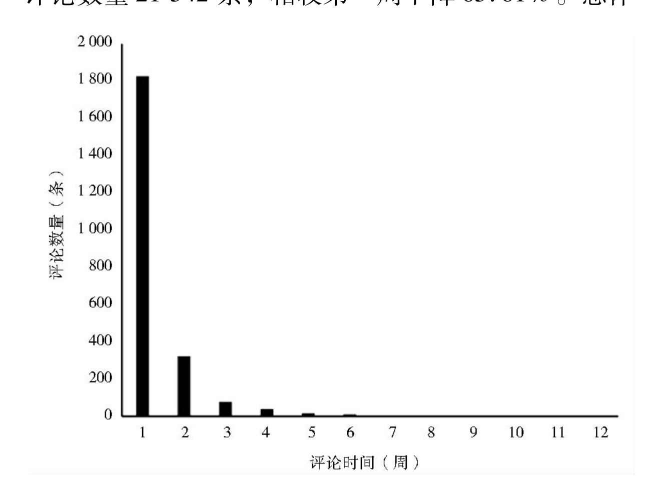


图 2 长文本评论数量动态变化

图书情报工作
第63卷 第16期 2019年8月

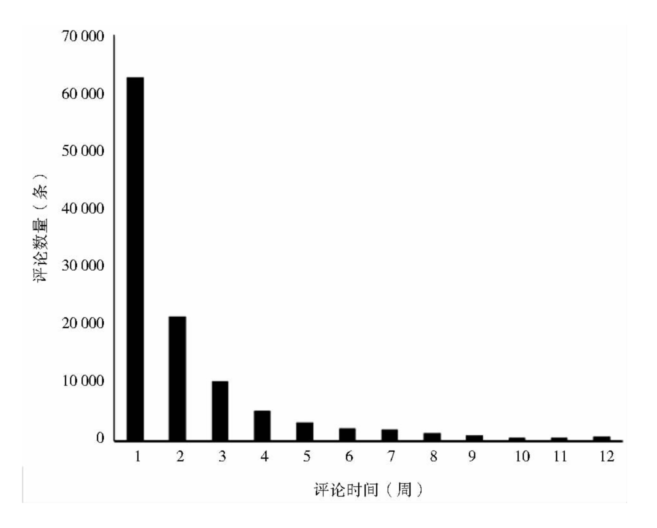


图3　短文本评论数量动态变化

来看，在线评论的数量呈递减趋势，这是由于早期的电影评论处于热度较高的阶段，产生了大量的口碑传播行为。但随着时间推移，消费者关注度降低导致口碑传播行为的逐渐弱化，随之使电影评论的热度降低，无法刺激潜在消费者的消费行为，因此发布的评论越来越少，因而电影评论数量也会逐渐减少。

以日为时间单位，统计长文本评论和短文本评论在一周7天内的分布规律，为了便于对比分析，将每个统计区间内两种类型的评论数量进行标准化处理，结果见图4。不难发现，两种类型在线评论的走向趋于一致，周一至周四的评论数量维持在较低水平，从周五开始大幅度上升，周六达到峰值，且周五－周日是每周评论发布的高峰期。区别在于，长文本评论比短文本评论在评论高峰期的发布更为集中，一周内的走势波动也更加剧烈。

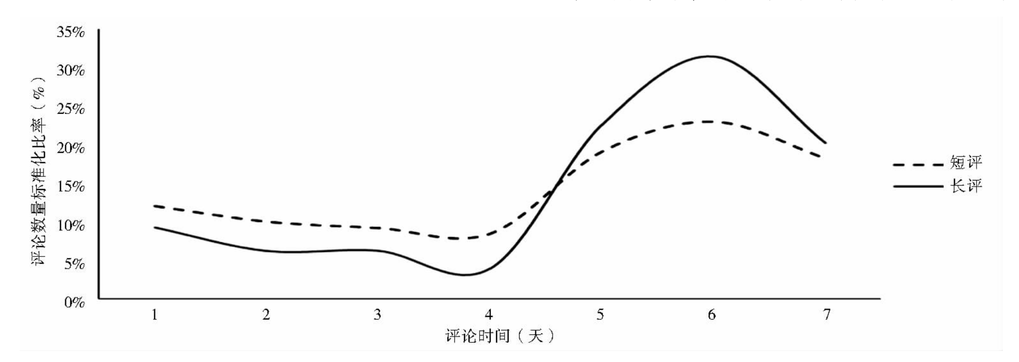


图4　在线评论一周内数量分布标准化数据

以小时为时间单位，将一天24个小时划分为0:00－6:00（凌晨）、6:00－12:00（上午）、12:00－18:00（下午）和18:00－24:00（夜晚）4个时间段。统计不同类型评论在一天24小时的数量分布情况并进行标准化处理，结果见图5。从图5中可以看出，两种评论在一天内的走势基本一致。无论是长文本评论还是短文本评论，评论高峰都出现在上午12点，下午5点和晚上10点，并且晚间10点的评论数量到达一天的峰值，随后开始下降，凌晨2点到6点是评论数量的低谷期，上午7点之后数量又开始上升。总体来看，下午和夜晚的评论数量高于上午和凌晨。但是两种评论存在一定差异性，即在22点到次日10点之间，长文本评论发布更加集中，其他时间短文本评论发布更集中。这是由于白天时间多呈碎片化，消费者多发表短文本评论；在晚上消费者拥有连续性时间来编辑长文本，因此更倾向于在晚上发表长文本评论。

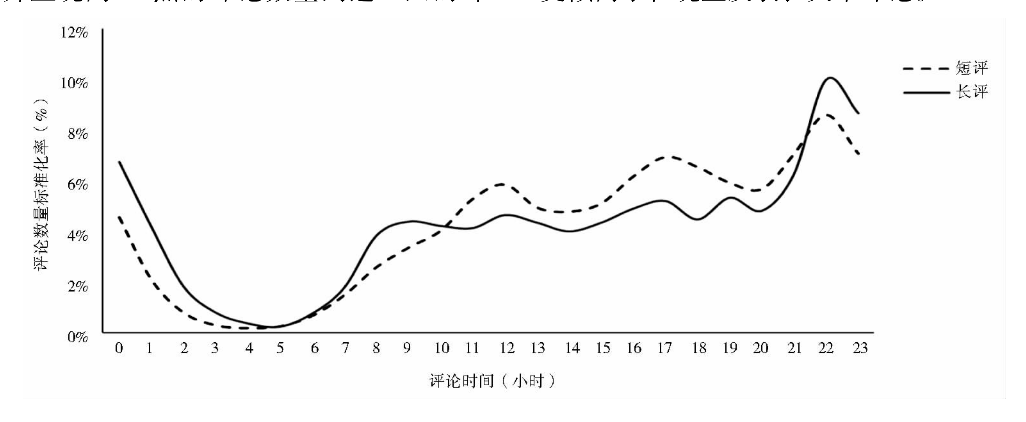


图5　在线评论一天内数量分布标准化数据

4.1.2 在线评论情感倾向动态特征分析 评分代表消费者对产品的满意程度。一般而言，评分越高，反映出消费者的满意程度越高，情感倾向也愈发积极正面。因此，本研究利用评分来衡量消费者的情感倾向。统计长文本评论和短文本评论在电影上映后第 1－5 周的评分平均值，并计算评分的标准差来进行评论极端性分析，见表 1 和表 2。长文本与短文本评论的评分方差分布有其共性特征，也存在一定差异。横向来看，两者的方差都随着电影上映时间的增加而减小，这是由于电影上映时间越长，对于电影的关注度和讨论的激烈程度越低；纵向来看，相较于长文本评论，短文本评论的评分方差在各时间区间内一直处于较高水平，表明短文本评论的讨论更加激烈，电影热度更高，争议性更大，激发了消费者的好奇心，长文本评论对电影做出的评价较为全面，情感表达的极端性即讨论激烈程度比较低。

表 1 不同类型评论评分方差分布

评论类型	第一周	第二周	第三周	第四周	第五周
短文本评论	2.586	2.175	1.582	1.432	1.153
长文本评论	1.757	1.746	1.036	0.930	0.633

表 2 不同类型评论评分分布

评论类型	第一周	第二周	第三周	第四周	第五周
短文本评论	3.338	3.595	3.822	3.909	3.910
长文本评论	3.709	3.791	3.962	3.977	4.086

从评分角度来看，总体评分的逐渐上升代表着口碑的回升。从各时间区间评分所对应的评论极端性来看，电影评论评分与评论极端性具有反向关系，即在同一时间区间内，评分越高，对应的评论极端性就越低，消费者在电影评论极端性较低时更热衷给出高分，评价更加积极，而在争议较大时用户评分较低，情感倾向偏向负面。

4.2 在线评论时间间隔特征分析

4.2.1 在线评论时间间隔分布特征 时间间隔是指相邻在线评论发布的时间差，若全部在线评论时间序列所含数据量为 N，则时间间隔序列中所含数据量为 N－1。为了探究长文本与短文本在线评论行为的时间特征规律，本文引入在线人类行为动力学中的时间间隔概念，利用幂率拟合的方法对其进行刻画。在线评论时间间隔特征分布以相邻评论的时间间隔为时间序列，并对时间间隔序列中最小值、最大值、均值和标准差等基本特征进行描述，本文中，将“分钟”作为刻画时间间隔序列的基本单位。如表 3 所示：

表 3 在线评论时间间隔序列特征基本描述(单位:分钟)

评论类型	最小值	最小值占比	最大值	均值	标准差
长文本评论	0	25.6%	17 202	20.17	75.81
短文本评论	0	81.2%	588	1.72	12.59

长文本评论与短文本评论的时间间隔序列中，最短时间间隔均为 0 分钟。但是，短文本评论时间间隔序列中，间隔时间为 0 分钟对应的评论数量所占比重远高于长文本时间间隔序列，并且在最大值、均值、标准差等指标上也存在较大差异。为了进一步对比这两种评论类型的区别，本文对在线评论的时间间隔序列和评论数量分别取对数绘制散点图，部分观测点所代表的数据出现频率较低，时间间隔较长，因此在散点图末端表现出明显的“胖尾”现象。在分析过程中，利用最小二乘法对去除掉这部分数据后的主体数据进行拟合，见图 6 和图 7。黑色实点表示相邻在线评论时间间隔的原始数据，直线代表对主体数据的拟合曲线，两种类型评论数据的拟合优度都在 90% 以上，长文本在线评论和短文本在线评论的评论时间间隔均符合幂率分布特征。

4.2.2 在线评论时间间隔指标特征分析 为了进一步探究消费者发布不同文本长度类型评论的行为特征，本文引入在线人类行为动力学中阵发性系数，结合在线评论数量和幂指数对其行为规律特征进行描述。

阵发性是描述人类短时间内活动密集程度和长时间静默程度的统计量，计算公式为[29]：

$$B=\frac{(\sigma_\tau/m_{\tau-1})}{(\sigma_\tau/m_\tau+1)}=\frac{\sigma_\tau-m_\tau}{\sigma_\tau+m_\tau} \qquad \text{公式(1)}$$

其中，σ_τ 是时间间隔序列 τ 的标准差，m_τ 是时间间隔序列 τ 的均值。对于指数分布，若标准差和均值相等，则 B 等于 0；若“胖尾”分布越明显，则代表 σ_τ 和 m_τ 相差越大，即 B 越趋近于 1。结合相关参数利用公式(1)进行计算得到长文本评论行为阵发性系数为 0.579 7，短文本评论行为的阵发性系数为 0.759 8。由表 4 可以看出，长文本评论和短文本评论数量差异显著，短文本评论数为 114 994 条，占评论总数的 98%，长文本评论所含数量为 2 348 条，仅占 2%。这是因为长文本评论字数较多，评论者需要花费更多时间精力进行编辑，因此发布的数量较少。此外，长文本评论和短文本评论都具有明显的阵发性，这是由于电影上映初期，话题性和电影热度会在短时间内催生大量的评论行为，因此阵发性较强；短文本评论时间间隔序列服从幂指数为 －1.803 的分布规律，而长文本评论时间间隔序列服从幂指数为 －1.218 的分布规律。但是两者

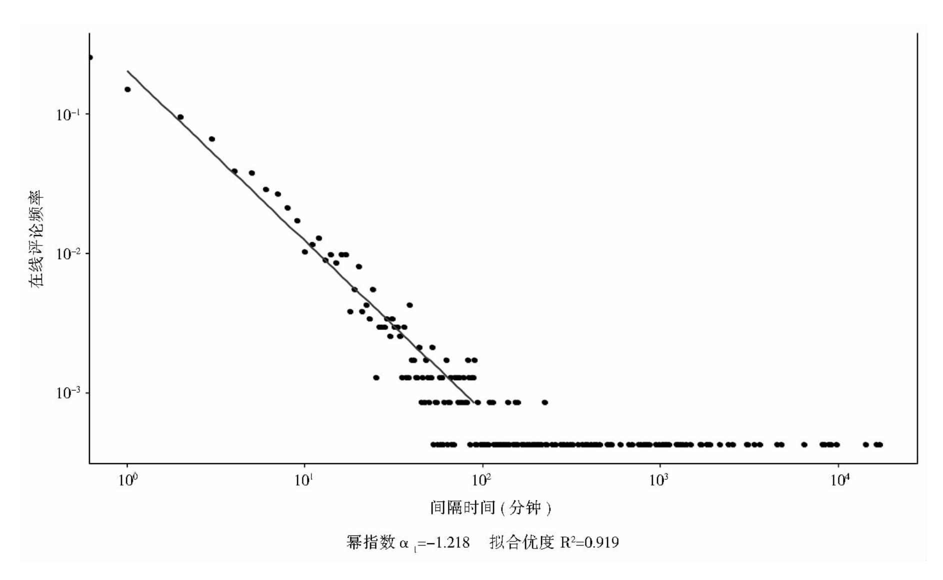


图 6　长文本评论时间间隔序列分布特征

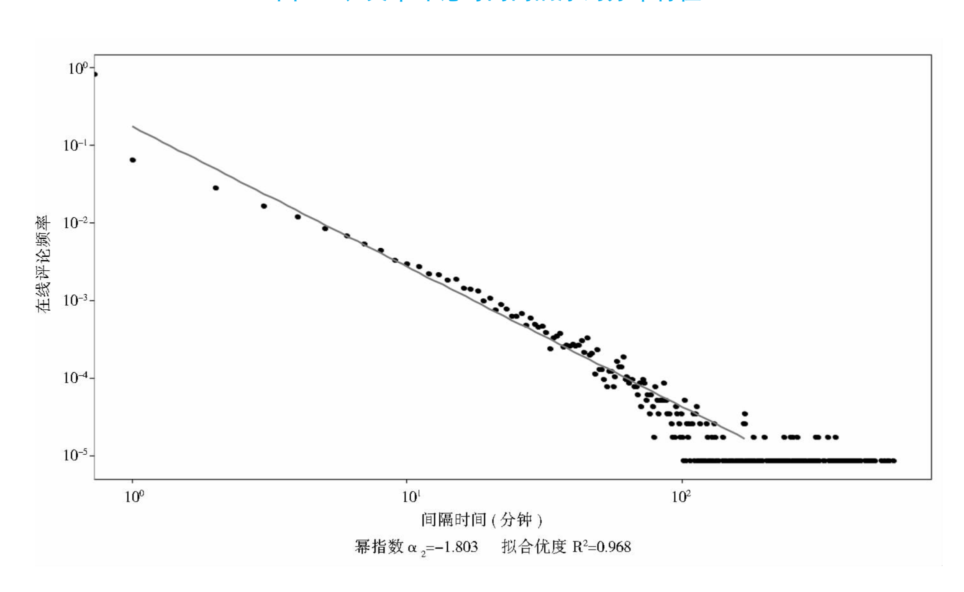


图 7　短文本评论时间间隔序列分布特征

幂指数相差较大,原因在于相比于短文本评论的密集发布,长文本评论的发布较为分散,相邻评论之间发布的时间间隔普遍比较长,短的时间间隔所占比例较低,长的时间间隔占比较高,所以长文本在线评论幂指数的绝对值相对较小。

表 4　不同类型评论指标特征分析

评论类型	数量(条)	幂指数	阵发性
长文本评论	2 348	-1.218	0.5797
短文本评论	114 994	-1.803	0.7598

5　文本内容分析

为了对长文本评论和短文本评论的内容特征进行挖掘和总结,本文利用 Python 的 jieba 分词包对评论内容中的关键词进行提取并分析,具体操作过程如下:

(1)构建停用词表。将评论内容中字母、表情符号、时间等无明显意义的字符和“的”“地”等介词以及“然后”“后来”等连词作为停用词,在进行分词时自动过滤这些词语和符号。

(2)根据词频进行排序。抓取评论内容中去除掉停用词后的关键词,并统计每一个词对应的出现频数,按照词频数从高到低进行排序。

(3)将高频词按照不同特征归类。基于不同评论类型中高频词的分布规律与出现频率等属性特征,来反映评论内容的差异性。本文将“演员、导演、台词、演技、演员姓名”等关键词归属为人物特征;将描绘消费者情感的词归属于情感表达特征,主要包括“喜欢、好看、一般、可以、垃圾、无聊”等表现不同情感倾向的词语;将“剧情、风格、情节、结局”等定义为电影内容特征。

表5　在线评论高频词分布统计

评论类型		评论内容关注点语义特征			合计
		人物特征	情感表达特征	电影内容特征	
长文本评论	计数	14	11	25	50
	比例(%)	28	22	50	100
短文本评论	计数	13	20	17	50
	比例(%)	26	40	34	100

抽取词频数在前50位的高频词进行统计，结果见表5，长文本评论和短文本评论既有明显共性特征，也存在显著差异，反应出两种评论类型对应的消费者群体对产品关注点不完全相同。从人物、情感、电影内容等特征在两种评论类型中分布的比例来看，对于长文本评论，首先关注的是电影内容特征(50%)，其次是人物特征(28%)，关注情感表达特征的比例仅占22%；对于短文本评论，情感表达特征占比40%，电影内容特征占比34%，人物特征占比26%。在两种不同类型的在线评论中，人物特征中出现相同高频词的数量为12个，占全部高频词数量的24%；情感表达特征中出现相同高频词数为9个，占高频词总数的18%；电影内容特征中出现相同高频词数为10个，占高频词总数的20%。总体来看，两种评论类型中高频词的相似度为62%。

无论哪种评论类型，对于人物特征的关注比例基本一致，该类特征在长文本在线评论和短文本在线评论中分别占比28%和26%。在所有的高频词中，“演员姓名”对应的高频词出现频数最多，表明电影这种体验型产品评论的明星效应显著，人物特征中出现频率最高的词语是“姜文”；情感表达特征中出现频率最高的词语为“喜欢”；在电影内容特征中，“故事”和“剧情”出现的频率排在前两位。区别在于，相较于长文本评论，短文本评论中关注情感表达特征的比例最高(40%)，说明发布此评论类型的消费者更多的是体现在感性表达层面。具体而言，情感表达特征中主要包括“喜欢、好看、一般、值得、烂、垃圾”等情感词，从词性来区分，包含正面与负面词汇，这也与上文的分析结果相符，即短文本评论自身具有更高的情感极端性，对于同一产品的意见难以达成一致。另外，对电影的表现手法，时代背景等较为专业的内容关注较少；长文本评论更加关注电影本身，即电影内容特征。同时，在情感表达方面，出现的高频词主要是“喜欢、幽默、好看、为什么”等正面词和中性词。因此，长文本评论的评分普遍高于短文本评论，蕴含的情感极端性较低。

在线电影评论中出现的高频词反映出大多数评论者的关注点，即某一种特征属性的高频词出现次数越多，则代表观众越倾向关注哪类特征。本文基于电影上映后153天的全部评论信息，经过统计整理得到了不同类型评论中排名前120位的高频词，按照高频词出现的频率计算权重排序并将其可视化得到词云图，在词云图中，高频词出现频率越高，对应的字体越大，如图8和图9所示：



图8　长文本评论高频词词云图



图9　短文本评论高频词词云图

按照评论类型，将反映人物特征、情感表达特征和电影内容特征的词语分别按照词频由高到低的顺序进行筛选，列举排名前10位的高频词及其对应频数，见表6。

6　研究结果讨论

本文利用Python爬虫语言爬取在线评论的相关信息，按照字符数将在线评论分为长文本在线评论和短文本在线评论两种类型，引入人类行为动力学理论中的相关指标从评论发布时间角度分析两类在线评论的分布规律。研究结果表明，无论是长文本评论还是短文本评论，时间间隔序列都符合幂率分布，分布末端具

表 6 在线评论高频词

长文本评论高频词			短文本评论高频词		
人物特征	情感表达特征	电影内容特征	人物特征	情感表达特征	电影内容特征
姜文（3 174）	喜欢(839)	故事(963)	姜文(12 577)	喜欢（3 898)	剧情（5 104)
彭于晏(1 335)	黑色幽默(543)	复仇（794)	彭于晏(8 390)	好看（3 394)	故事（3 242)
李天然(777)	好看(433)	剧情(637)	导演（2 355)	不错（3 135)	风格（2 890)
导演(672)	值得(284)	隐喻(518)	演技（2 350)	一般（1 527)	情节（2 116)
许晴(540)	不错(262)	风格(478)	许晴（2 056)	值得（1 492)	节奏（1 226)
人物(504)	特别(260)	情节(379)	演员（2 002)	失望（1 302)	复仇（1 093)
廖凡(424)	为什么(252)	节奏（310)	廖凡（1 776)	特别（1 038)	结局（1 085)
角色(420)	简单(234)	日本(304)	台词（1 585)	期待（951)	画面（964)
周韵(386)	理解(209)	中国(303)	人物（1 264)	血腥（915)	作品（754)
演技(370)	期待(184)	镜头(291)	身材（1 061)	不好看(866)	镜头（732)

有典型的“胖尾”特征，幂率分布指数分别为 -1.218 和 -1.803，且均有较强的阵发性。同时基于大样本在线评论数据，从评论数量、情感极性、评分等角度分析长文本评论和短文本评论随时间变化的动态规律，并对其文本内容进行挖掘，比较文本内容特征的区别与联系，揭示不同文本长度类型在线评论的行为规律和文本内容特征。

本文的应用意义在于电商平台从在线评论文本长度的角度对消费者市场进行细分，有利于掌握消费者评论发布的行为特征和对产品内容的关注偏好，有利于对消费者实施有针对性的营销策略。譬如从评论发布的历史记录角度，对于倾向发布长文本评论的消费者，多向其宣传关于产品内容特征的相关信息；对于发布短文本评论的消费者，借助情感极性较强的词语和话题来吸引相关用户群体的关注和讨论。电商平台根据在线评论的数量特征和时间特征，可以及时了解消费者评论类型和评论内容的变化，并有针对性地给予干预，如针对长文本评论数量偏少的问题可以引导和鼓励消费者更加及时迅速地发布长文本评论，以增加该类型评论的数量，缩短评论发布的时间间隔。从电商平台自我优化的角度考虑，在展示在线评论时，除了按照时间远近排序之外，还可以根据“商品特征”“情感表达特征”“内容特征”等将在线评论归类，充分利用文本挖掘技术提取文本内容，帮助消费者快速找到所需商品信息，降低购买决策的时间成本，从而减少信息过载给消费者选择造成的困扰。

当然，本文也有一定的不足之处。首先，本文仅以电影评论作为体验型产品评论的样本开展研究，没有引入其它体验型产品的在线评论，样本代表性不足；第二，以评分的方差测度在线评论情感极端性，一定程度上降低了分析的准确性；第三，出于样本数据考虑，本文仅选择了一家第三方平台作为数据来源，其它电子商务平台的在线评论发布时间间隔是否符合幂率分布特征，是否具有强阵发性以及幂指数的分布区间范围等问题还有待验证。这些问题，也将在未来的研究中做进一步完善。

参考文献：

[1] 张林，钱冠群，樊卫国，等. 轻型评论的情感分析研究[J]. 软件学报，2014，25(12)：2790 -2807.

[2] MUDAMBI S M，SCHUFF D. What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon. com[M]. Mount Laurel：Society for Information Management and The Management Information Systems Research Center，2010.

[3] CHEVALIER J A，MAYZLIN D. The effect of word of mouth on sales：online book reviews[J]. Journal of marketing research，2006，43(3)：345 -354.

[4] 汪涛，王魁，陈厚. 时间间隔何时能够提高在线评论的有用性感知 - 基于归因理论的视角[J]. 商业经济与管理，2015，280(2)：46 -56.

[5] 胡常春，宁昌会. 在线追评何时比初评更有用？——基于时间间隔和产品类型的调节效应分析[J]. 预测，2017，36(4)：36 -42.

[6] 张艳丰，彭丽徽，洪闯. 在线用户追评行为时间序列关联特征实证研究——以京东商城手机评论数据为例[EB/OL]. [2019 -01 -11]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 1762. G3. 20181030. 0921. 004. html.

[7] 孙春华，刘业政. 电影预告片在线投放对票房的影响——基于文本情感分析方法[J]. 中国管理科学，2017，25(10)：151 -161.

[8] JIN L，HU B，HE Y. The recent versus the Out-Dated：an experimental examination of the time-variant effects of online consumer reviews[J]. Journal of retailing，2014，90(4)：552 -566.

[9] LIU J，ZHANG P，Lu Y. Automatic identification of messages related to adverse drug reactions from online user reviews using feature-based classification[J]. Iranian journal of public health，2014，43(11)：1519 -1527.

[10] BORRAJO L，SEARA VIEIRA A，IGLESIAS E L. TCBR-HMM：an HMM-based text classifier with a CBR system[J]. Applied soft

computing,2015,26(1):463 - 473.

[11] CHASIN R, WOODWARD D, WITMER J, et al. Extracting and displaying temporal and geospatial entities from articles on historical events[J]. The computer journal,2014,57(3):403 - 426.

[12] 孙紫阳,顾君忠,杨静. 基于深度学习的中文实体关系抽取方法[J]. 计算机工程,2018,44(9):164 - 170.

[13] 董爽,王晓红,葛争红. 基于文本挖掘的 B2C 购物网站在线评论内容特征分析[J]. 图书馆理论与实践,2017(6):54 - 58.

[14] 张璐,吴菲菲,黄鲁成. 基于用户网络评论信息的产品创新研究[J]. 软科学,2015,29(5):12 - 16.

[15] 刘敏,王向前,李慧宗,等. 基于文本挖掘的网络商品评论情感分析[J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版),2018,38(5):330 - 335.

[16] 李杰,李欢. 基于深度学习的短文本评论产品特征提取及情感分类研究[J]. 情报理论与实践,2018,41(2):143 - 148.

[17] 马松岳,许鑫. 基于评论情感分析的用户在线评价研究——以豆瓣网电影为例[J]. 图书情报工作,2016,60(10):95 - 102.

[18] 郑丽娟,王洪伟. 基于情感本体的在线评论情感极性及强度分析:以手机为例[J]. 管理工程学报,2017,31(2):47 - 54.

[19] 魏仁干,郑建国. 在线评论情感营销效应研究[J]. 上海对外经贸大学学报,2018,25(4):72 - 80.

[20] LEE K Y, YANG S B. The role of online product reviews on information adoption of new product development professionals[J]. Internet research,2015,25(3):435 - 452.

[21] 郭顺利,张向先,李中梅. 面向用户信息需求的移动 O2O 在线评论有用性排序模型研究——以美团为例[J]. 图书情报工作,2015,59(23):85 - 93.

[22] 修国义,王俭,过仕明. 引入信息传递效率的在线评论效用评价[J]. 情报科学,2019,37(1):43 - 50.

[23] 江晓东. 什么样的产品评论最有用? ——在线评论数量特征和文本特征对其有用性的影响研究[J]. 外国经济与管理,2015,37(4):41 - 55.

[24] 方佳明,王钰莹,赵志荣. 不同产品品牌声誉对在线评论有用性影响因素的调节效应[J]. 软科学,2016,30(3):108 - 112.

[25] 王军,丁丹丹. 在线评论有用性与时间距离和社会距离关系的研究[J]. 情报理论与实践,2016,39(2):73 - 77,81.

[26] 王翠翠,高慧. 含追加的在线评论有用性感知影响因素研究——基于眼动实验[J]. 现代情报,2018,38(12):70 - 77,90.

[27] CHEEMA A, PAPATLA P. Relative importance of online versus offline information for Internet purchases: product category and Internet experience effects[J]. Journal of business research,2010,63(9):979 - 985.

[28] DELLAROCAS C, ZHANG X, AWAD N F. Exploring the value of online product reviews in forecasting sales: the case of motion pictures[J]. Journal of interactive marketing,2007,21(4):23 - 45.

[29] GOH K I, BARABASI A L. Burstiness and memory in complex systems[J]. EPL (Europhysics Letters),2008,81(4):48002 - p1 - 48002 - p5.

作者贡献说明:

王军:指导文章研究思路;

李子舰:数据分析、论文主体部分撰写;

刘潇蔓:数据收集与处理。

Study on Time Series of Online Experiential Product Review Based on Text Length: Taking Movie Reviews as an Example

Wang Jun　Li Zijian　Liu Xiaoman

School of Management, Jilin University, Changchun 130022

Abstract: [**Purpose/significance**] According to the text length, the online experiential product review is divided into long text online review and short text online review. Exploring the temporal and content characteristic of these two types of online review provides intelligence basis to e-commerce platform about consumers' online review behavior and product demand preference. [**Method/process**] Python crawler language is employed to collect information of online review in movie review website, and then the paper constructs an online comment interval sequence. Human behavioral dynamics theory is used to find out time characteristic law in different types of online review, and on the other hand, text mining method is used to discover content characteristics in different types of online review. The characteristics are compared and analyzed in the paper. [**Result/conclusion**] Taking the movie review websites' online reviews as the data source, from the time perspective, this paper concludes that time interval sequence obeys to the power-law distribution between different types of online review behavior, and from the text mining perspective, it finds that the content characteristics performance similarities as well as significant differences.

Keywords: online reviews　time-series analysis　text mining　content characteristics